

Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Lumajang Menggunakan Metode Extreme Learning Machine

(Studi Kasus Dinas Pertanian Kabupaten Lumajang)

Ekojono¹, Anggi Illahi Sulton²

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang
¹ekojono2@gmail.com, ²anggisulton@gmail.com

Abstrak— Kabupaten Lumajang merupakan salah satu kabupaten di provinsi Jawa Timur yang menjadi daerah dengan produksi padi yang selalu meningkat di setiap tahunnya demi mewujudkan ketahanan pangan nasional. Dalam rangka menstabilkan produksi padi setiap tahun, Dinas Pertanian Kabupaten Lumajang perlu melakukan peramalan dengan perhitungan perkiraan. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem peramalan produksi padi berbasis komputer, sehingga dapat membantu meramalkan produksi padi di tahun selanjutnya. Proses produksi padi ditentukan oleh luas lahan, luas panen, dan bibit. Sistem ini menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma pembelajaran *Extreme Learning Machine* (ELM). Metode ELM memiliki kelebihan dalam *learning speed* dan tingkat *error* yang kecil. Proses evaluasi dan penelitian ini dimulai dari normalisasi data, proses *training*, proses *testing*, denormalisasi data, dan evaluasi *error* menggunakan *Mean Square Error* (MSE). Pengujian yang dilakukan menggunakan data produksi padi Kabupaten Lumajang dari tahun 1967 sampai 2018 menghasilkan tingkat *error* terkecil menggunakan *hidden neuron* 3 dengan nilai rata-rata MSE sebesar 0,04747 dan waktu proses 0,00359 detik. Pengujian tersebut menggunakan rasio data *training* sebesar 80% dan data *testing* 20%. Dari hasil evaluasi *error* yang dilakukan menunjukkan bahwa metode ELM baik digunakan dalam prediksi produksi padi.

Kata kunci— *produksi padi, prediksi, Jaringan Syaraf Tiruan (JST), Extreme Learning Machine (ELM), Mean Square Error (MSE)*

I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris, sehingga pentingnya sektor pertanian di Indonesia tidak perlu diragukan lagi. Sektor pertanian Indonesia sangat berperan terhadap berbagai hal seperti penyediaan lapangan kerja, penyediaan bahan makanan, kontribusi langsung terhadap kesejahteraan rumah tangga petani sehingga dapat mengurangi penduduk miskin di pedesaan bahkan, sangat berperan terhadap pertumbuhan ekonomi Indonesia. Secara umum tanaman pertanian terdiri dari tanaman pangan, tanaman perkebunan dan tanaman hortikultura. Tanaman pangan juga terdiri dari banyak jenis tanaman diantaranya padi, jagung, ubi kayu, ubi jalar, kacang

kedelai, kacang hijau, kacang tanah dan lain sebagainya. Manfaat tanaman pangan bagi penduduk antara lain sebagai sumber pangan dan karbohidrat, energi, pendapatan keluarga dan pendapatan negara. Pemilihan komoditi pangan sangat tepat untuk mempercepat perkembangan perekonomian pedesaan pada khususnya dan negara pada umumnya.

Padi merupakan salah satu tanaman budidaya terpenting dan sangat populer, karena padi merupakan sumber karbohidrat utama bagi mayoritas penduduk dunia. Produksi padi di dunia menempati urutan ketiga dari semua tanaman pangan setelah jagung dan gandum. Lebih dari 59% penduduk dunia menjadikan padi sebagai masukan kalori harian termasuk Indonesia [1]. Di Indonesia padi merupakan bahan makanan pokok penduduk yang memiliki nilai sumbangan sebesar 60% hingga 80% kalori dan 45% hingga 55% protein [2].

Dinas Pertanian Kabupaten Lumajang mencanangkan padi sebagai salah satu komoditas utama untuk mengukur kesuksesan dalam sektor pertanian di Kabupaten Lumajang, hal ini disebabkan karena padi sebagai bahan makanan pokok tetap mendominasi pola makan penduduk Indonesia. Kebutuhan bahan pangan terutama beras akan terus meningkat, oleh karena itu tercapainya produksi padi sangat penting sebagai salah satu faktor yang mempengaruhi terwujudnya ketahanan pangan nasional. Namun dalam proses produksi padi faktor luas lahan, luas panen, dan bibit berperan sangat penting. Jika luas lahan sempit maka mengakibatkan penurunan hasil produksi, sedangkan kurangnya luas panen atau lahan yang akan dipanen juga berdampak pada penurunan hasil produksi padi, dan penggunaan bibit unggul yang semakin banyak digunakan oleh petani maka produksi juga akan semakin meningkat dibanding dengan penggunaan bibit unggul yang sedikit atau menggunakan bibit lokal.

Prediksi (*forecasting*) merupakan alat atau teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data atau informasi masa lalu maupun data atau informasi saat ini [3]. Penelitian sebelumnya masih dengan topik prediksi oleh Ashar dkk (2018) yang membahas tentang metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk memprediksi jumlah pipa yang layak sehingga dapat membantu perusahaan dalam mengambil keputusan untuk menentukan target produksinya. Berdasarkan pengujian yang dilakukan, penggunaan 7 *hidden neuron*, 5 fitur, dan persentase

perbandingan 80% data training 20% data testing menghasilkan nilai error terkecil dengan menggunakan perhitungan Mean Square Error (MSE) dengan rata-rata 0,00372. Menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) dalam peramalan akan menghasilkan tingkat kebenaran prediksi lebih tinggi, dibanding dengan menggunakan algoritma *Back Propagation* [4]. Selain itu, Metode ELM lebih unggul dalam proses learning speed, serta mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional seperti *Moving Average* dan *Exponential Smoothing*, sehingga hasil prediksi yang dihasilkan lebih optimal dan akurat [5]. Untuk Penelitian yang terkait dengan prediksi produksi padi oleh [6] dengan judul “Peramalan Jumlah Produksi Padi di Sulawesi Tenggara Menggunakan Metode Fuzzy Time Series” dengan data yang digunakan pada peramalan ini yaitu data tahun 1974 sampai dengan 2014 dan menghasilkan peramalan produksi padi pada tahun 2015 sebesar 657768.25191 Ton dengan MAPE sebesar 5.51%. Toleransi kesalahan peramalan yaitu sebesar 10% sehingga prediksi jumlah produksi padi di Sulawesi Tenggara berada di bawah batas toleransi kesalahan [6].

Berdasarkan permasalahan diatas muncul sebuah gagasan untuk membuat sebuah sistem peramalan dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yaitu *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk memprediksi produksi padi di Kabupaten Lumajang. Faktor yang signifikan mempengaruhi produksi padi seperti tahun, bibit, luas lahan dan luas yang dipanen. Faktor yang mempengaruhi produksi padi tersebut digunakan sebagai inputan atau data fitur dan output hasil prediksi adalah produksi padi tahun mendatang. Dengan adanya prediksi produksi padi ini dapat membantu pihak pemerintah maupun instansi terkait dalam melakukan pertimbangan untuk menyusun langkah-langkah yang akan ditempuh kedepannya demi meningkatkan dan menjaga kestabilan jumlah produksi padi di Kabupaten Lumajang.

II. LANDASAN TEORI

A. Tanaman Padi

Tanaman padi (*Oryza sativa*) adalah tanaman pangan berupa rerumputan yang tersusun dari beberapa ruas. Tanaman padi merupakan jenis tanaman merumpun, yang dalam waktu singkat 1 batang bibit padi dapat membentuk rumpun sejumlah 20 sampai 30 anakan. Tanaman padi pada umumnya memiliki 3 fase pertumbuhan, yaitu fase vegetatif, fase reproduktif, dan fase pematangan.

Fase vegetatif meliputi pertumbuhan tanaman dari mulai berkecambah sampai dengan inisiasi primordial malai. Fase reproduktif dimulai dari inisiasi primordia malai sampai berbunga (heading) dan pematangan dimulai dari berbunga sampai masak panen.

B. Produksi Padi

Padi merupakan sumber karbohidrat utama bagi mayoritas penduduk dunia. Produksi padi memiliki nilai strategis dan berpengaruh besar terhadap kebijakan ekonomi nasional. Produksi padi pada dasarnya merupakan hasil kali luas panen dengan produktivitas per Ha lahan, sehingga seberapa besar produksi suatu wilayah, tergantung seberapa luas panen pada

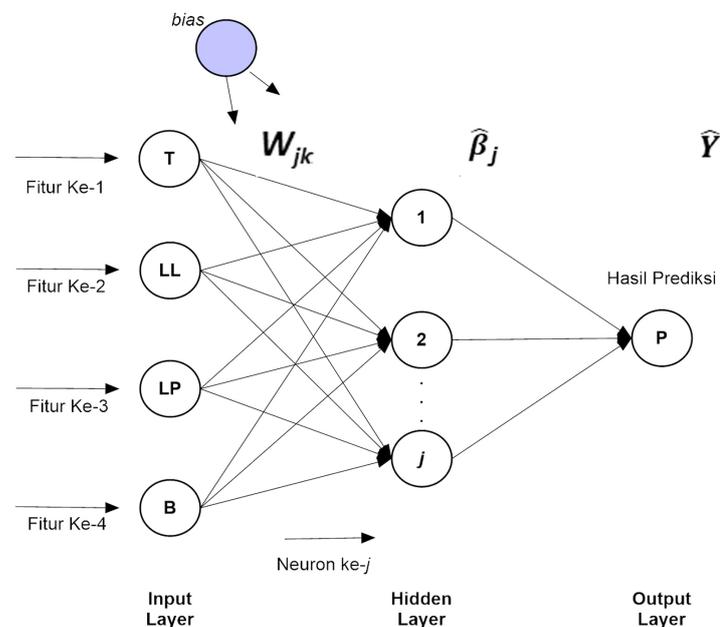
tahun yang bersangkutan atau berapa tingkat produktivitasnya serta pada penggunaan jumlah benih.

Program pembangunan pertanian di Indonesia dimulai sejak Pelita Pertama. Sejak saat itu produksi beras menunjukkan kecenderungan meningkat. Puncaknya pada tahun 1984 Indonesia telah menyatakan diri sebagai negara yang berswasembada beras. Berjalannya waktu kondisi produksi beras di Indonesia tidak selalu stabil, mengalami kenaikan dan penurunan. Pada tahun 1997, produksi padi Indonesia merosot sebesar 3,4%, sedangkan pada tahun 1998 produksi padi Indonesia kembali merosot sebesar 4,6% [7].

C. Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine (ELM) diperkenalkan oleh Huang pada tahun 2004. ELM ini merupakan metode pembelajaran baru dari JST. ELM merupakan metode pengembangan dari jaringan saraf tiruan *feedforward* sederhana dengan menggunakan satu *hidden layer* atau biasa dikenal dengan *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs).

Jaringan *feedforward* menggunakan parameter-parameter yang ditentukan secara manual seperti *input weight* dan bias. *Input weight* dan bias ini dibangkitkan secara acak dalam suatu rentang tertentu. Dengan nilai yang diacak tersebut, bisa menghindari hasil prediksi yang tidak stabil. Pada arsitektur ELM di gambar 1 yang terdiri dari tiga layer yaitu *input layer* dengan *input* T, LL, LP, dan B, *hidden layer* dengan *neuron* sebanyak j dan *output layer* dengan *output* target P. Dalam arsitektur ELM tersebut terdapat hanya satu *hidden layer* yang merupakan ciri khas dari algoritma ELM. Pada layer input layer terdapat masukan dari fitur ke 1 sampai fitur ke n. Sebelum masuk *hidden layer*, bobot input W_{jk} menjadi masukan untuk perhitungan h di *hidden neuron* menggunakan fungsi aktivasi. Setelah perhitungan h, *hidden layer* akan menghasilkan β_i sebagai masukan *output layer* untuk menghitung keluaran Y_i . Secara umum struktur ELM ditunjukkan pada Gambar 1



Gambar 1. Arsitektur ELM

Langkah-langkah perhitungan dengan metode ELM yaitu normalisasi data, proses *training* dan proses *testing* [8].

1. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan karena *range* nilai input tidak sama, misal data bernilai puluhan hingga ribuan. Berikut adalah persamaan *Min-Max Normalization* :

$$d' = \frac{[d - \min(p)] * [new_{\max(p)} - new_{\min(p)}]}{[\max(p) - \min(p)]} + new_{\min(p)} \quad (1)$$

Keterangan :

- d' = Nilai dari hasil normalisasi data
- d = Nilai asli data
- $\min(p)$ = Nilai minimum pada dataset fitur x
- $\max(p)$ = Nilai maksimal pada dataset fitur x
- $new_{\max}(p)$ = Nilai maksimal baru pada dataset
- $new_{\min}(p)$ = Nilai minimal baru pada dataset

2. Proses *Training*

Langkah-langkah yang dilakukan untuk proses *training* menggunakan metode ELM adalah sebagai berikut [8] :

- a. Tentukan nilai *input weight* diinisialisasi secara acak dengan *range* antara -1 hingga 1, sedangkan nilai bias dengan *range* 0 hingga 1.
- b. Hitung keluaran *hidden layer* (H_{init}) menggunakan persamaan dibawah ini :

$$H_{init} = X_{training} \cdot W^T + b \quad (2)$$

Keterangan :

- H_{init} = Matriks keluaran *hidden layer*
- W^T = Input weight transpose.
- X = Input data yang digunakan.
- b = Nilai bias

- c. Hitung hasil matriks H_{init} dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Berikut adalah persamaannya :

$$H_{exp} = \frac{1}{1 + \exp(-H_{init})} \quad (3)$$

Keterangan :

- H_{exp} = Matriks keluaran *hidden layer*
- H_{init} = Matriks keluaran *hidden layer*
- exp = Nilai *exponential* 2.71828183.

- d. Hitung matriks H^+ *Pseudo-Inverse* dengan *Moore-Penrose*. Menggunakan persamaan dibawah ini:

$$H^+ = (H^T \cdot H_{exp})^{-1} \cdot H^T \quad (4)$$

Keterangan :

- H^+ = Matriks keluaran *Pseudo-Inverse* dengan *Moore-Penrose*
- H^T = Hasil transpose dari matriks H_{exp}
- H_{exp} = Matriks keluaran *hidden layer* dengan fungsi aktivasi *sigmoid*
- $(H^T \cdot H_{exp})^{-1}$ = Matriks *inverse* hasil perkalian H^T dengan H_{exp}

- e. Hitung bobot keluaran dari *hidden layer* dengan persamaan berikut :

$$\beta^{\wedge} = H^+ \cdot Y \quad (5)$$

Keterangan :

- β^{\wedge} = Matriks *Output Weight*
- H^+ = Matriks *Moore-Penrose*
- Y = Matriks *Target*

3. Proses *Testing*

Langkah-langkah yang dilakukan untuk proses *testing* menggunakan metode ELM adalah sebagai berikut :

- a. Diketahui *input weight* dan bias dari proses *training*.
- b. Hitung matriks H_{init} *Testing*. Berikut persamaan untuk menghitung matriks H_{init} :

$$H_{init} = X_{testing} \cdot W^T + b \quad (6)$$

Keterangan :

- H_{init} = Matriks keluaran *hidden layer*
- W^T = input *weight transpose*.
- X = Input data yang digunakan.
- b = Nilai bias.

- c. Hitung matriks keluaran *hidden layer* H_{exp} dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*.

$$H_{exp} = \frac{1}{1 + \exp(-H_{init})} \quad (7)$$

Keterangan :

- H_{exp} = Matriks keluaran *hidden layer*
- H_{init} = Matriks keluaran *hidden layer*
- exp = Nilai *exponential* 2.71828183

- d. Hitung *output layer* hasil prediksi testing, dengan persamaan berikut :

$$Y^{\wedge} = H_{exp} \cdot \beta^{\wedge} \quad (8)$$

Keterangan :

- Y^{\wedge} = *Output layer* hasil prediksi testing
- β^{\wedge} = Nilai *output weight training*.
- H_{exp} = Keluaran *hidden layer* dihitung dengan fungsi aktivasi.

4. Menghitung *Mean Square Error* (MSE)

MSE digunakan untuk mengevaluasi *error* hasil prediksi. Berikut adalah persamaannya :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2}{n} \quad (9)$$

Keterangan :

- n = Jumlah data.
- e = *Error*.
- y_i = Nilai *output* (prediksi).
- t_i = Nilai aktual.

5. Proses Denormalisasi Data

Proses ini berfungsi untuk membangkitkan nilai yang telah dinormalisasi menjadi nilai asli. Berikut persamaanya :

$$d = \left[\frac{d' - B_{atas}}{B_{atas} - B_{bawah}} \right] * ((\max(x) - \min(x)) + \min(x)) \quad (10)$$

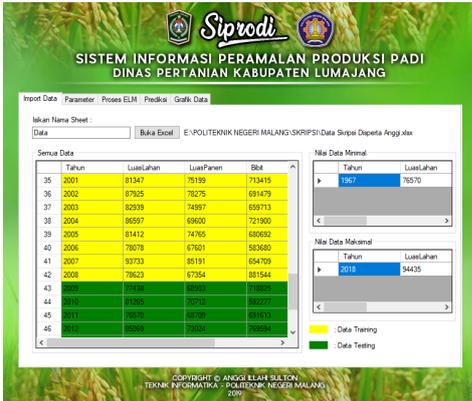
Keterangan :

- d' = Nilai prediksi sebelum didenormalisasi
- d = Nilai asli setelah didenormalisasi
- \min = Nilai minimum pada dataset fitur x
- \max = Nilai maksimal pada dataset fitur x
- B_{atas} = Nilai maksimal baru pada dataset
- B_{bawah} = Nilai minimal baru pada dataset

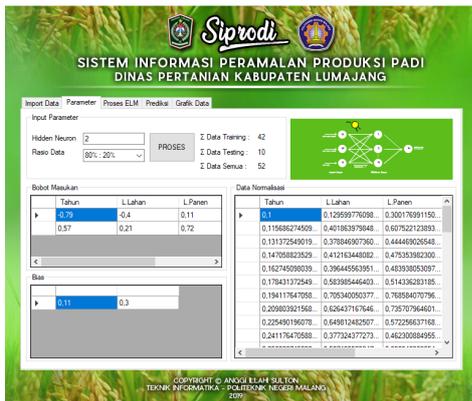
III. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

A. Implementasi Sistem

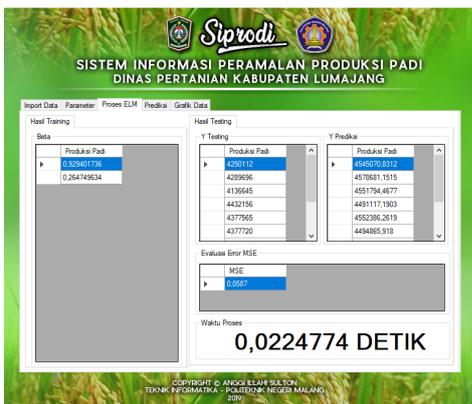
Implementasi sistem produksi padi terdapat beberapa langkah yaitu impor data produksi, *input* parameter, serta hasil ELM. Berikut adalah tampilan implementasi sistem peramalan produksi padi menggunakan metode ELM :



Gambar 2. Impor Data Produksi



Gambar 3. Input Parameter



Gambar 4. Hasil Extreme Learning Machine

Gambar 2 merupakan halaman impor data yang berisi untuk memasukkan dataset yang berupa file Microsoft Excel (.xls / .xlsx). Selain itu terdapat form untuk mengisi nama *sheet* yang terdapat di *file* Excel tersebut. Pada halaman ini menampilkan tabel dataset yang telah dimuat untuk proses ELM, dan juga data set untuk menampilkan nilai data

minimal dan nilai data *maximal*. Serta terdapat pembagian warna data *training* dan *testing* yang digunakan sesuai dengan rasio data yang di pakai. Warna kuning yang berarti data tersebut digunakan untuk data *training* sedangkan warna hijau adalah data *testing* yang digunakan.

Gambar 3 merupakan implementasi halaman untuk memasukkan parameter ELM yaitu jumlah *hidden neuron* dan rasio data *training* dan *testing*. Pada halaman ini akan menampilkan matriks bobot masukan atau *weight* dan matriks bias setelah *button* Proses ELM ditekan. Selain itu, juga akan menampilkan animasi visual dari metode *Extreme Learning Machine* (ELM), jika jumlah *Hidden Neuron* yang di inputkan berjumlah 5 akan muncul animasi dengan jumlah *Hidden Neuron* 5, jika jumlah *Hidden Neuron* tidak sama dengan 5 maka akan muncul *Hidden Neuron* dengan jumlah ke-n.

Gambar 4 merupakan halaman hasil ELM berisi halaman yang menampilkan hasil proses *training*, hasil proses *testing*, nilai MSE, dan waktu proses dalam eksekusi data menggunakan metode ELM. Pada hasil proses *training* akan ditampilkan matriks bobot keluaran β atau beta. Sedangkan pada hasil proses *testing* akan ditampilkan hasil prediksi produksi padi dari data *testing*. Untuk hasil MSE akan ditampilkan rata-rata dari perhitungan hasil prediksi produksi di proses *testing* dengan hasil produksi nyata yang masih di normalisasi dan di proses menggunakan rumus MSE. Sedangkan pada waktu proses berisi hasil *stopwatch* sistem yang digunakan untuk menghitung waktu yang digunakan dalam eksekusi data menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM).

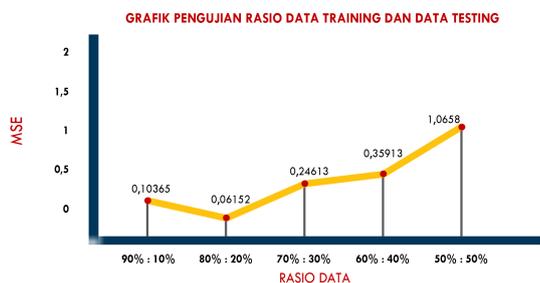
B. Pengujian Perbandingan Data Training dan Testing

Pengujian perbandingan data *training* dan *testing* bertujuan agar mengetahui pengaruh dari rasio data yang digunakan terhadap kemampuan metode ELM, dalam pengujian menggunakan data produksi 52 tahun (1967-2018) serta rasio data *training* dan data *testing* 90%:10%, 80%:20%, 70%:30%, 60%:40%, 50%:50%. nilai parameter lain yang digunakan adalah *hidden neuron* berjumlah 10, masukan fitur prediksi sebanyak 4 yaitu tahun, luas lahan, luas panen dan bibit. Hasil perhitungan ELM ini akan menghasilkan nilai MSE yang berbeda pada setiap eksekusi karena nilai bobot input dan bias didapatkan secara random (acak). Maka dari itu perlu dilakukan 10 kali percobaan agar mendapatkan nilai rata-rata MSE.

TABEL I. HASIL UJI PERBANDINGAN DATA TRAINING DAN TESTING

No	Nilai MSE Pada Perbandingan Data <i>Training</i> Dan Data <i>Testing</i>				
	90%:10%	80%:20%	70%:30%	60%:40%	50%:50%
1	0,0809	0,0402	0,1689	0,222	0,9788
2	0,0353	0,0725	0,1425	0,1375	0,7167
3	0,1183	0,1899	0,1168	0,2702	0,631
4	0,0677	0,0401	0,9899	1,125	1,05
5	0,2501	0,0281	0,1723	0,7796	0,8643
6	0,0636	0,0147	0,3851	0,1482	3,2776

7	0,1096	0,1016	0,116	0,1944	0,9744
8	0,0965	0,0315	0,1257	0,3118	0,6808
9	0,0426	0,0497	0,1229	0,1528	0,4201
10	0,1719	0,0469	0,1212	0,2498	1,0643
Rata-Rata MSE	0,10365	0,06152	0,24613	0,35913	1,0658



Gambar 5. Grafik Hasil Pengujian Perbandingan Data Training dan Data Testing

Dari hasil pengujian perbandingan data *training* dan data *testing* pada tabel I dan grafik pada gambar 5 dapat dilihat bahwa rata-rata nilai MSE terkecil ada pada rasio data *training* dan data *testing* 80%:20% yaitu 0,06152 dengan nilai *error* terkecil dari rata-rata tersebut yaitu 0,0147 terdiri dari 42 data *training* dan 10 data *testing*. Sedangkan rata-rata nilai MSE terbesar ada pada rasio data 50%:50% yaitu sebesar 1,0658. Hal ini dikarenakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan metode pelatihan, sehingga semakin banyak data *training* yang digunakan maka semakin banyak data yang digunakan sebagai pengenalan atau pembelajaran pola data sehingga mempunyai banyak pertimbangan keputusan untuk menghasilkan prediksi yang baik. Dari grafik pada Gambar 5 terlihat bahwa semakin sedikit jumlah data *training* maka semakin besar rata-rata MSE walaupun terdapat penurunan nilai MSE pada beberapa rasio yang disebabkan pengaruh nilai bobot masukan dan bias yang dihasilkan dari proses random (acak). Pengujian ini membuktikan bahwa jumlah data *training* dan data *testing* memiliki pengaruh terhadap nilai evaluasi MSE.

C. Pengujian Jumlah Hidden Neuron

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah *hidden neuron* terhadap nilai MSE. Jumlah *hidden neuron* yang digunakan pada pengujian ini yaitu 1,2,3,5,10 dan 20. Perbandingan data *training* dan *testing* yang digunakan 80%:20% berdasarkan hasil terbaik pada pengujian perbandingan data sebelumnya. Dengan *input weight* dan bias yang random, maka diperlukan 10 kali percobaan .

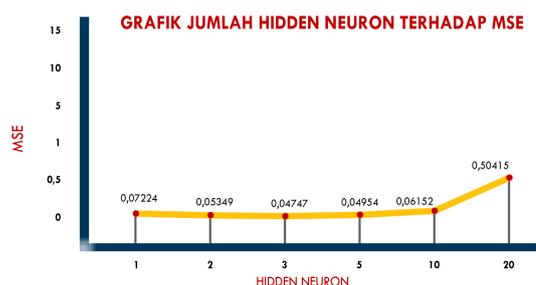
TABEL II. HASIL UJI JUMLAH HIDDEN NEURON TERHADAP MSE

No	Nilai MSE Pada Jumlah Hidden Neuron					
	1	2	3	5	10	20
1	0,1081	0,0849	0,0471	0,0546	0,0402	0,2715
2	0,0321	0,0743	0,0716	0,0415	0,0725	0,2519
3	0,0724	0,032	0,0375	0,0499	0,1899	1,7137
4	0,0434	0,0383	0,042	0,0597	0,0401	0,8977

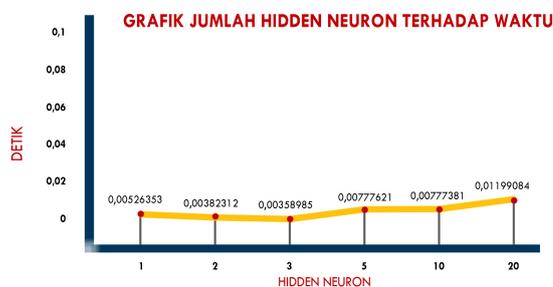
5	0,0655	0,0345	0,0406	0,0494	0,0281	0,2547
6	0,0622	0,0258	0,06	0,0544	0,0147	0,4857
7	0,0618	0,1067	0,038	0,0437	0,1016	0,4923
8	0,101	0,0416	0,0376	0,0632	0,0315	0,2732
9	0,0765	0,0485	0,0487	0,056	0,0497	0,2347
10	0,0994	0,0483	0,0516	0,023	0,0469	0,1661
Rata-Rata MSE	0,07224	0,05349	0,04747	0,04954	0,0615	0,5041

TABEL III. HASIL UJI JUMLAH HIDDEN NEURON TERHADAP WAKTU

No	Nilai Waktu Pada Jumlah Hidden Neuron					
	1	2	3	5	10	20
1	0,02720	0,005826	0,002824	0,014907	0,005613	0,0097
2	0,00317	0,002575	0,003591	0,008313	0,007465	0,0119
3	0,00345	0,004434	0,003409	0,007816	0,007166	0,0111
4	0,00287	0,002768	0,004136	0,009736	0,007985	0,0112
5	0,00243	0,003458	0,004589	0,007569	0,01005	0,0127
6	0,00246	0,003361	0,00278	0,005248	0,00759	0,0137
7	0,00234	0,002895	0,003626	0,006796	0,010426	0,0109
8	0,00381	0,004601	0,003384	0,004405	0,006564	0,0130
9	0,00263	0,003149	0,003371	0,007386	0,007953	0,0124
10	0,00222	0,005164	0,004189	0,005585	0,006925	0,0130
Rata-Rata Waktu (Detik)	0,00526	0,003823	0,00359	0,007776	0,007774	0,0119



Gambar 6. Grafik Jumlah Hidden Neuron terhadap MSE



Gambar 7. Grafik Jumlah Hidden Neuron terhadap Waktu

Metode *Extreme Learning Machine* merupakan salah satu algoritma yang ada pada Jaringan Syaraf Tiruan atau *Neuron Network Artificial* (NNA). NNA terdiri dari beberapa lapisan atau *layer* antara lain: *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada masing-masing lapisan tersebut terdapat

beberapa *neuron* yang saling berhubungan. *Neuron* tersebut yang bertugas untuk mentransformasikan nilai *input* menjadi *output*. Pada Tabel II menunjukkan rata-rata MSE terkecil adalah 0,004747 pada *hidden neuron* sebanyak 3, dan MSE yang terbesar adalah 23,18473 pada *hidden neuron* sebanyak 50. Pada Tabel III menunjukkan waktu tercepat adalah 0,00359 detik pada *hidden neuron* sebanyak 3 sedangkan waktu terlama adalah 0,162967 detik pada *hidden neuron* sebanyak 100. Pada grafik di Gambar 6 terlihat bahwa semakin banyak *hidden neuron* maka akan semakin besar nilai MSE. Sedangkan pada grafik di Gambar 7 semakin banyak *hidden neuron* maka akan semakin lama waktu yang ditempuh untuk menyelesaikan proses. Hal ini disebabkan dengan bertambahnya *hidden neuron* maka akan semakin banyak pula perhitungan fungsi aktivasi pada *hidden layer* sehingga hal ini menyebabkan waktu perhitungan yang semakin lama pula. Pengujian ini membuktikan bahwa jumlah *hidden neuron* memiliki pengaruh terhadap nilai evaluasi MSE dan waktu proses untuk menyelesaikan *Extreme Learning Machine* (ELM).

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan pembahasan dari prediksi produksi padi di Kabupaten Lumajang menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) maka diperoleh kesimpulan bahwa Algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) dapat diimplementasikan pada permasalahan memprediksi produksi padi di Kabupaten Lumajang. Proses prediksi produksi padi dilakukan dengan cara memasukkan data fitur inputan yaitu Tahun, Luas Lahan, Luas Panen dan Bibit serta data target yaitu Produksi Padi, yang kemudian data tersebut dibagi menjadi data *training* dan data *testing* sebagai data untuk proses *training* dan proses *testing*. Nilai evaluasi *error* prediksi berdasarkan hasil pengujian yang diukur menggunakan *Mean Square Error* (MSE) pada implementasi algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) berdasarkan pengujian dan analisa perbandingan jumlah data *training* dan data *testing* berpengaruh terhadap hasil perhitungan ELM. Hal tersebut terbukti dengan rasio data *training* dan *testing* sebesar 80%:20% menghasilkan nilai rata-rata MSE terbaik atau terkecil yaitu 0,06152 yang terdiri dari 42 data *training* dan 10 data *testing*. Untuk pengujian dan analisa jumlah *hidden neuron* berpengaruh terhadap hasil perhitungan ELM. Hal tersebut terbukti dengan jumlah *hidden neuron* 3 menghasilkan rata-rata MSE yang kecil sebesar 0,04747 dan rata-rata waktu proses tercepat 0,00359 detik.

Penelitian mengenai implementasi algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk prediksi dapat dikembangkan. Penelitian mengenai implementasi algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk memprediksi produksi padi di Kabupaten Lumajang dapat dikembangkan lebih lanjut dengan saran, sebaiknya ditambahkan data histori dan inputan fitur lain yang menjadi faktor prediksi. Hal ini dikarenakan *Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan metode pelatihan, sehingga semakin banyak data yang digunakan, maka akan menunjang proses *training* dalam pengenalan atau pembelajaran pola data sehingga mempunyai banyak pertimbangan keputusan untuk menghasilkan prediksi yang lebih baik.

REFERENSI

- [1] R. Zulmi, "Engaruh Luas Lahan, Tenaga Kerja, Penggunaan Benih Dan Pupuk Terhadap Produksi Padi Di Jawa Tengah Tahun 1994-2008," *Pengaruh Luas Lahan, Tenaga Kerja, Pengguna. Benih Dan Pupuk Terhadap Produksi Padi Di Jawa Teng. Tahun 1994-2008*, 2011.
- [2] B. Irawan, "Konversi Lahan Sawah: Potensi Dampak, Pola Pemanfaatannya, dan Faktor Determinan," *Forum Penelit. Agro Ekon.*, vol. 23, no. 1, p. 1, 2017.
- [3] E. A. Saputri and Ekojono, "Prediksi Volume Impor Beras Nasional Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode ELM (Extreme Learning Machine)," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Apl.*, vol. 10, 2018.
- [4] N. M. Ashar, I. Cholissodin, and C. Dewi, "Penerapan Metode Extreme Learning Machine (ELM) Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Pipa Yang Layak (Studi Kasus Pada PT . KHI Pipe Industries)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 11, pp. 4621–4628, 2018.
- [5] R. A. Chandra, E. Santoso, and S. Adinugroho, "Optimasi Metode Extreme Learning Machine Dalam Penentuan Kualitas Air Sungai Menggunakan Algoritme Genetika," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 10, pp. 3265–3273, 2018.
- [6] Djafar, M. I. Sarita, and Y. P. Pasrun, "Peramalan jumlah produksi padi di sulawesi tenggara menggunakan metode," vol. 3, no. 2, pp. 113–120, 2017.
- [7] H. R. T. Bhuana, "Model Prediksi Produksi Panen Komoditas Padi Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda." 2012.
- [8] S. Ding, H. Zhao, Y. Zhang, X. Xu, and R. Nie, "Extreme learning machine: algorithm, theory and applications," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 44, no. 1, pp. 103–115, 2015.
- [9] A. Fachrony, I. Cholissodin, and E. Santoso, "Implementasi Algoritme Extreme Learning Machine (ELM) untuk Prediksi Beban Pemanasan dan Pendinginan Bangunan," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 9, pp. 3043–3049, 2018.
- [10] J. I. Polinema, A. H. Process, and A. H. Process, "Spk Pemilihan Media Online Sebagai Sarana Promosi," *Risqy Siwi Pradinil, Indra Dharma Wijaya2 Progr. Stud. Tek. Inform.*, pp. 181–185, 2013.
- [11] G. A. Damayanti, B. Harijanto, and Y. Ariyanto, "Sistem Pakar Deteksi Hama Dan Penyakit Pada Tanaman Padi Varietas IR64 Dengan Menggunakan Metode Fuzzy Inference Tsukamoto Pada Daerah Kabupaten Lumajang."
- [12] N. R. Della, I. D. Wijaya, and B. Harijanto, "Pengembangan Game Simulasi Penanaman Padi Situ Bagendit (Studi Kasus Pada Uptd Pertanian Kecamatan Ngantang)," *J. Inform. Polinema*, vol. 3, no. 4, pp. 29–35, 2017.